第 38 卷第 4 期 2018 年 2 月
生 态 学 报
ACTA ECOLOGICA SINICA
Vol.38,No.4 Feb.,2018

DOI: 10.5846/stxb201612312719
叶静芸,吴波,刘明虎,高莹,高君亮,雷渊才.乌兰布和沙漠东北缘荒漠-绿洲过渡带植被地上生物量估算.生态学报,2018,38(4):1216-1225.
Ye J Y,Wu B,Liu M H,Gao Y,Gao J L,Lei Y C.Estimation of aboveground biomass of vegetation in the desert-oasis ecotone on the northeastern edge of the Ulan Buh Desert.Acta Ecologica Sinica,2018,38(4):1216-1225.

乌兰布和沙漠东北缘荒漠-绿洲过渡带植被地上生物量估算

叶静芸[1],吴 波[1,*],刘明虎[2],高 莹[1],高君亮[2],雷渊才[3]
1 中国林业科学研究院荒漠化研究所,北京 100091
2 中国林业科学研究院沙漠林业实验中心,磴口 015200
3 中国林业科学研究院资源信息研究所,北京 100091

摘要:干旱区荒漠植被地上生物量是植被生长状况评价与荒漠化监测的重要指标。在乌兰布和沙漠东北缘的荒漠-绿洲过渡带选取典型区,基于地面调查数据构建主要植物种的异速生长方程,对样方内的植被地上生物量进行估算;基于样方调查数据和QuickBird 影像数据,分别建立植被指数与人工固沙林和荒漠植被地上生物量的回归模型,并对研究区植被地上生物量进行估算。结果表明:植冠体积 V 是较好的预测变量,所得荒漠植物异速生长方程精度较高,能够满足样方内荒漠植被地上生物量估算需要;采用 RVI 对数模型估算人工固沙林地上生物量的效果最好(R^2=0.72, RMSEP=56.15),采用 RVI 线性模型估算荒漠植被地上生物量的效果最好(R^2=0.82, RMSEP=15.07);研究区内荒漠植被和人工固沙林的单位面积地上生物量分别为90.73g/m^2和 105.28g/m^2。该研究可以为荒漠化监测和荒漠植被遥感信息提取提供参考。

关键词:异速生长方程;植被指数;QuickBird 影像;荒漠植被;稀疏植被

Estimation of aboveground biomass of vegetation in the desert-oasis ecotone on the northeastern edge of the Ulan Buh Desert

YE Jingyun[1],WU Bo[1,*],LIU Minghu[2],GAO Ying[1],GAO Junliang[2],LEI Yuancai[3]
1 *Institute of Desertification Studies*, *Chinese Academy of Forestry*, *Beijing* 100091, *China*
2 *Experiment Center of Desert Forestry*, *Chinese Academy of Forestry*, *Dengkou* 015200, *China*
3 *Research Institute of Forest Resource Information Techniques*, *Chinese Academy of Forestry*, *Beijing* 100091, *China*

Abstract: Drylands in China are large in area and have an arid climate. The dominant vegetation is desert vegetation in drylands. Because desert vegetation is very sparse, it is difficult to extract information, such as vegetation cover and biomass, using remote sensing technology. Aboveground biomass of desert vegetation is an important indicator for evaluation of vegetation growth and desertification monitoring in dryland areas. A typical area on the desert-oasis ecotone was selected at the northeastern edge of the Ulan Buh Desert. Based on field investigation data, allometric equations of the primary plant species in the study area were established, and the aboveground biomass of vegetation in plots was estimated. Three vegetation indices, i.e., the ratio vegetation index (RVI), normalized difference vegetation index (NDVI), and modified soil adjusted vegetation index (MSAVI), were extracted using QuickBird image data as the remote sensing data source. Regression models of the vegetation indices and aboveground biomass of artificial sand-fixing woods and desert vegetation were established based on field investigation data, and then the aboveground biomass of vegetation in the study area was

基金项目:中国林科院基本科研业务费专项(CAFYBB2016ZD010,CAFYBB2017ZA006);国际科技合作专项(2015DFR31130)
收稿日期:2016-12-31; **网络出版日期**:2017-11-12

* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: wubo@ caf.ac.cn

estimated. The results showed that: (1) the optimal predictive variable for the aboveground biomass allometric equation for the desert shrub species, such as *Haloxylon ammodendron*, *Artemisia desertorum*, *Caragana korshinskii*, *Tamarix ramosissima*, *Nitraria tangutorum*, and *Elaeagnus angustifolia*, was their crown volume, V, and all R^2 values for the equations were greater than 0.7, whereas for the desert shrub species *Hedysarum scoparium* the optimal predictive variable was its crown area, S, and the R^2 of the equation was 0.63; (2) among the vegetation index regression models constructed using RVI, NDVI, and MSAVI, the RVI logarithmic model was the best for the estimation of aboveground biomass of artificial sand-fixing woods (R^2 = 0.72, RMSEP = 56.15), whereas the RVI linear model was the best for estimating the aboveground biomass of desert vegetation (R^2 = 0.82, RMSEP = 15.07); (3) the aboveground biomass per unit area was 90.73g/m^2 and 105.28g/m^2 for desert vegetation and artificial sand-fixing woods, respectively. In the study area, the area of desert vegetation and artificial sand-fixing woods was 16.189km^2 and 15.685km^2, respectively, the total aboveground biomass was 3.12t and the aboveground biomass decreased from east to west. In this study, the allometric equation was used to estimate aboveground biomass of desert shrub species and high-resolution remote sensing data was adopted to assess the aboveground biomass of desert vegetation and artificial sand-fixing woods. The accuracy of the results was improved, especially for the sparse desert vegetation. This research will provide a reference for desertification monitoring and remote sensing information extraction of desert vegetation data. Further exploration of reliable methods for extracting information regarding sparse desert vegetation using multi-source remote sensing data is needed.

Key Words: allometric equation; vegetation index; QuickBird image; desert vegetation; sparse vegetation

地上生物量(aboveground biomass, AGB)可以反映陆地植被的生产力,也是研究生态系统碳源和碳汇的基础。AGB 估测方法主要包括地面测量法和遥感估算方法。传统的地面测量法精度高,但费时费力,实施困难,而且会对植被造成破坏,因此只适用于小尺度区域的研究;对于大尺度区域通常难以做到均匀的实地调查,另外通过有限的样点数据直接推算整个区域的生物量会产生较大误差[1-4]。随着科学技术的不断发展,遥感方法因其工作效率高和适用尺度广的优点,在很大程度上弥补了地面调查取样的不足。国内外对生物量密度较高的森林和草原生态系统的生物量已有长期系统研究[5-6],如刘双娜等[7]基于 MODIS 与详查数据估算出我国森林生物量的空间分布;Chen 等[8]基于遥感技术对我国呼伦贝尔高原的地上生物量和碳储量进行了估算;孙晓芳等[9]基于野外调查数据和同期的遥感数据,发展了一种草地地上生物量的高精度曲面建模方法。

在干旱区,植被地上生物量是植被生长状况评价与荒漠化监测的重要指标。遥感技术为植被信息提取提供了多波段及多时相的数据源,基于植被空间"绿度"信息发展的植被指数能够快速、准确地提取植被信息。但是荒漠植被非常稀疏,当植被覆盖度低于 15%时,植被的光谱信息很难被传感器探测,因此,通用遥感模型在提取干旱区荒漠植被信息时失去其普适性[10]。同时,由于荒漠植被稀疏分布,信息提取过程中容易出现背景(主要是土壤)信息对目标信号的"污染"[11]。近年来,一些学者在稀疏荒漠植被信息提取方面开展了一些研究,如古丽等[10]利用线性像元分解模型提取稀疏植被覆盖度,廖春华等[12]采用改进的多端元光谱分解模型提取干旱区植被覆盖度,李晓松等[13]基于 Hyperion 植被指数提取干旱区稀疏植被覆盖度。另外,由于荒漠植被叶面积指数小、枝干比例大、绿色信息弱、分布稀疏,部分学者尝试利用荒漠植物木质素、纤维素含量在植株生物量中所占比例较大的特点来改进荒漠植被信息提取的参数[11, 14]。

本研究以乌兰布和沙漠东北缘荒漠-绿洲过渡带为研究区,基于地面调查数据,以 QuickBird 影像为数据源,通过构建植被指数与地上生物量的回归模型对荒漠植被和人工固沙林的地上生物量进行估算,探索荒漠植被地上生物量遥感信息提取方法,以期为荒漠化监测和荒漠生态系统碳储量估算提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

乌兰布和沙漠地处内蒙古自治区西部巴彦淖尔市和阿拉善盟境内,北至狼山,东北与河套平原相邻,东近黄河,南至贺兰山北麓,西至吉兰泰盐池。南北最长 170km,东西最宽 110km,总面积约 1.0×10^4 km^2,海拔 1028—1054m,地势由南偏西倾斜。研究区位于乌兰布和沙漠东北缘与内蒙古磴口县巴彦高勒镇之间的荒漠-绿洲过渡带上。该区属于温带大陆性季风气候,年均气温 7.6℃,年均降水量 145mm,降水主要集中于 6—9 月,年均蒸发量约 2397mm。该地区地带性植被为荒漠植被,建群种主要有沙蒿(*Artemisia desertorum*)和白刺(*Nitraria tangutorum*),伴生种有柠条(*Caragana korshinskii*)、花棒(*Hedysarum scoparium*)和柽柳(*Tamarix ramosissima*)等。草本植物主要有猪毛菜(*Salsola collina*)、沙地旋覆花(*Inula salsoloides*)和雾冰藜(*Bassia dasyphylla*)等。土壤主要为风沙土和漠土。

研究区是一个沿东北至西南方向延伸的长方形区域,地理位置介于 40°3′40″—40°9′35″N,106°2′42″—107°14′45″E 之间,长约 9km,宽约 7km,面积约 62km^2(图 1)。1999 年在研究区位置营造了沙枣(*Elaeagnus angustifolia*)和梭梭(*Haloxylon ammodendron*)人工固沙林。研究区内人工固沙林面积约为 15.69km^2,主要分布在东北部靠近绿洲一侧,群落盖度为 50%—70%;稀疏荒漠植被面积约为 16.19km^2,主要分布在西北部靠近沙漠一侧,群落盖度为 30%左右;研究区东南部有农田分布。研究区内稀疏荒漠植物群落的建群种为沙蒿和白刺,人工固沙林的建群种为沙枣和梭梭,荒漠植物群落和人工固沙林群落的伴生种主要为柠条、花棒和柽柳。

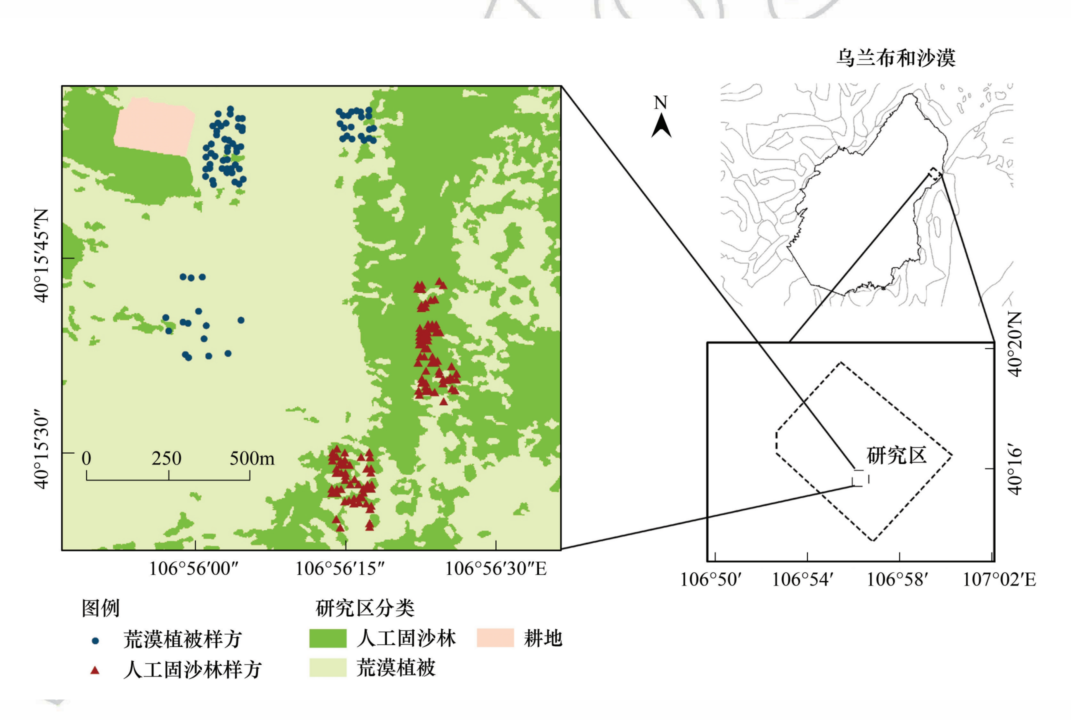


图 1 研究区位置示意图

Fig.1 Location of study area

1.2 野外调查

野外调查于 2007 年 8—9 月进行,采用样方法进行调查。在研究区中部荒漠植被和人工固沙林植物群落的组成、结构和生长状况比较典型而且容易到达的区域大约 1km×1km 的区域内,一共设置了 197 个样方,其中,人工固沙林样方 116 个,荒漠植被样方 81 个(图 1),样方大小为 10m×10m。测量并记录样方内每株乔木和灌木冠幅的长轴和短轴、基径、株高,以及样方中心点的 GPS 坐标。在每个样方的对角线上取 3 个 1m×1m

小样方,采用收割法测定小样方内草本植物生物量鲜重,带回实验室,在 80℃通风干燥箱内烘干 48h 称重,根据样方面积计算整个样方草本植物地上生物量干重。在研究区内样方周围选取若干不同大小的沙枣、梭梭、沙蒿、柠条、花棒、柽柳和白刺的健康植株,测量植株的基径(D)、高度(H)、冠幅长轴(C_1)和短轴(C_2),然后整株贴地剪下,称其鲜重后取样,带回实验室,在 80℃通风干燥箱内烘干 48h 称重,获取植株地上生物量干重。每个植物种各调查了 9—15 株,共 97 株,用于构建每个植物种的生物量异速生长方程。

根据样方内植株冠幅数据计算每个样方植被覆盖度。人工固沙林 116 个样方植被覆盖度范围为 20%—91%,平均为 55.8%,样方单位面积地上生物量平均为 217.9g/m^2;荒漠植被 81 个样方植被覆盖度范围为 3%—80%,平均为 36.9%,样方单位面积地上生物量平均为 55.5g/m^2。

1.3　样方地上生物量估算

本研究采用森林经理学和植物生态学中经常采用的异速生长方程方法来估算样方内的地上生物量。首先,利用在研究区内调查获取的 97 株植物的生物量数据分别建立沙枣、梭梭、沙蒿、白刺、柠条、花棒和柽柳 7 个植物种的生物量异速生长方程,然后利用异速生长方程计算每个样方内每株乔木和灌木的地上生物量,把样方内所有乔木和灌木的地上生物量相加再加上草本植物的地上生物量,就可以得到每个样方的地上生物量。

乔灌木最常用的生物量拟合方程是异速生长方程(1),其他较常使用的还有指数方程(2)和二次多项式方程(3)。异速生长方程关系式 $Y=\beta X^{\alpha}$其中 Y 为植物某一生物学特征或功能,β 为标准化常数,X 为植株外部形态特征,α 为相关生长指数[15-16]。与其他生物量方程相比,异速生长方程可以更好地反映植物外部形态特征与单株地上生物量的累计特征之间的关系[17-18]。异速生长方程通过降主轴回归方法(Reduced major axis regression, RMA)计算得出,当 $\alpha=1$ 时植株外部形态特征与单株地上生物量为等速生长关系;当 $\alpha\neq1$ 时植株形态与单株地上生物量为异速生长关系,α 为筛选预测变量的重要指标。本文利用最小二乘回归(Ordinary least squares regression, OLS)方法构建生物量拟合方程。

$$Y=b_0x^{b_1} \tag{1}$$

$$lnY=b_0+b_1x \tag{2}$$

$$Y=b_0+b_1x+b_2x^2 \tag{3}$$

式中,Y 为单株植物地上生物量干重,x 为预测变量,b_0、b_1和b_2为回归系数。

异速生长方程选用决定系数(coefficient of determination, R^2)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和平均系统误差(mean symmetric error, MSE)作为比较和判断方程拟合效果的指标。计算公式如下,式中 n 为样本单元,y_i为生物量实测值,$\hat{y}_i$为生物量估测值,$\bar{y}_i$为生物量实测值的平均值。

$$R^2=1-\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i{}^2)/\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y}_i)^2 \tag{4}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i-\hat{y}_i| \tag{5}$$

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i{}^2)/\hat{y}_i\times100\% \tag{6}$$

1.4　遥感数据处理

采用 QuickBird 高分辨率多光谱影像数据对研究区植被地上生物量进行估算,影像的获取时间为 2006 年 8 月 2 日,空间分辨率 2.4m。影像面积为 62km^2,右上角和左下角有少许斑块状云,影像其他部分晴朗无云。利用 ENVI 的 Flaash 模块对影像进行大气校正,以消除大气、光照等因素对地物反射的影响,然后再利用影像的 PRC 文件和 GPS 差分定位对影像进行几何精校正。

本文将研究区土地覆盖类型划分为人工固沙林、荒漠植被、流沙、耕地、水域 5 种类型,云斑块作为单独一种类型处理。采用支持向量机方法(Support Vector Machine, SVM)对 QuickBird 影像进行土地覆盖类型划分[19]。在影像上均匀选择各类土地覆盖的训练样区,每类样区大于 1000 个象元,分类后经过聚类、过滤、去

除合并等处理,得到研究区土地覆盖类型图。

1.5 地上生物量遥感估算

由于土壤背景噪声的影响,稀疏荒漠植被遥感信息很难准确提取。本文选取与稀疏荒漠植被地上生物量相关性较高并且经常被使用的3种植被指数用于稀疏荒漠植被地上生物量估算[20]。这3种植被指数为:归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation, NDVI)修正的土壤调节植被指数(Modified Soil-adjusted Vegetation Index, MSAVI)和比值植被指数(Ratio Vegetation Index, RVI)[20-23]。

式(7)、式(8)和式(9)给出了3种植被指数的计算方法,式中NIR和RED分别表示近红外和红光波段反射率。

$$NDVI=(NIR-RED)/(NIR+RED) \tag{7}$$

$$MSAVI=\left(2NIR+1-\sqrt{(2NIR+1)^2-8(NIR-RED)}\right)/2 \tag{8}$$

$$RVI=NIR/RED \tag{9}$$

Townshend等[24]研究表明,遥感数据验证的最佳样方大小为A=P(1+2L),A为样方大小,P为象元大小,L为象元几何精度。经过校正的QuickBird高分影像几何精度均可控制在2个象元以内[25],因此,本研究野外调查采用的10m×10m样方大小与遥感影像分辨率有很好的匹配关系。提取每个样方中心坐标对应象元的数据信息用于地上生物量回归分析。利用3种植被指数分别与野外调查获得的样方地上生物量数据建立回归模型。将获取的人工固沙林和稀疏荒漠植被样方生物量数据的70%用于构建回归模型,30%用于模型验证[26]。根据回归模型的决定系数(R^2)、建模均方根误差(root mean square error of calibration, RMSEC)、预测均方根误差(root mean square error of prediction, RMSEP)和相对均方根误差(relative root mean square error, RMSE*rel*)来比较和判定模型的预测能力。R^2越高则提取生物量信息的效果越好,交叉验证的均方根误差(RMSE)越小则模型的预测能力越强,建模和预测的均方根误差比值在0.8至1.2之间时表明模型预测能力较好。

$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2}{n}} \tag{10}$$

$$RMSErel=\frac{RMSEP}{\bar{y}_i}\times 100\% \tag{11}$$

式中,n为样本数量,y_i为生物量实测值,$\hat{y}_i$为生物量估测值,$\bar{y}_i$为生物量实测值的平均值。

2 结果与分析

2.1 异速生长方程

国内外相关文献显示,构建异速生长方程时经常采用的预测变量包括基径(D)、冠幅(C)、冠面积(S)和株高(H),另外还有植冠体积$V(SH)$、DH和D^2H等复合变量[27]。首先采用RMA方法构建异速生长方程,筛选α值接近1的方程,将方程自变量作为最佳预测变量。然后利用上述3种常用生物量生长模型和最佳预测变量分别对7个植物种的地上生物量进行模拟。结果表明,幂函数模型拟合效果最好,有6个植物种以V为预测变量时拟合效果最好,1个植物种以S为预测变量时拟合效果最好(表1)。

由表1可见,除花棒外其他植物种异速生长方程的R^2均大于0.7,花棒的R^2最低为0.63,但由于花棒不是群落优势种,所以对样方地上生物量估算精度影响较小。白刺和沙枣方程的MSE分别为5.71%和4.98%,明显大于其他植物种,但是R^2分别达到0.87和0.90,说明方程拟合效果很好,可用于植物地上生物量估算。

2.2 地上生物量估算模型

在遥感影像上提取每个样方中心坐标对应象元的植被指数,建立植被指数与样方地上生物量的回归模型。用于构建人工固沙林地上生物量回归模型的样方81个,用于构建稀疏荒漠植被地上生物量回归模型的

样方 54 个。由表 2 可以看出,线性、幂函数和对数回归模型的 R^2 均大于 0.6,拟合效果较好。模型的 RMSEC 与 RMSEP 比值均在 0.8 至 1.2 的范围之间,表明模型拟合结果符合要求。

表 1　异速生长方程参数

Table 1　Parameters of allometric equation

植物种 Plant species	变量 Variable	系数 Coefficient a	系数 Coefficient b	生长指数 Allometric exponent α	R^2	MAE/(g/株)	MSE/%	P
白刺 *Nitraria tangutorum*	V	131.268	0.611	0.945	0.87	29.16	5.709	<0.0001
沙蒿 *Artemisia desertorum*	V	393.985	0.951	1.135	0.86	87.54	0.848	<0.0001
梭梭 *Haloxylon ammodendron*	V	688.379	0.832	1.007	0.78	235.25	0.393	<0.0001
柠条 *Caragana korshinskii*	V	414.792	1.130	1.014	0.74	155.36	0.630	<0.0001
花棒 *Hedysarum scoparium*	S	170.439	1.474	0.816	0.63	195.82	1.088	<0.001
柽柳 *Tamarix ramosissima*	V	533.087	0.745	0.869	0.73	355.42	1.308	<0.0001
沙枣 *Elaeagnus angustifolia*	V	317.905	1.013	1.071	0.89	2475.42	4.977	<0.0001

MAE:平均绝对误差,Mean absolute error;MSE:平均系统误差,Mean symmetric error

与人工固沙林相比,荒漠植被地上生物量模型的 RMSE*rel* 明显高于人工固沙林,表明荒漠植被地上生物量模型的相对误差大于人工固沙林;而荒漠植被的 RMSEC 和 RMSEP 都明显偏小,表明荒漠植被地上生物量模型的绝对误差小于人工固沙林,这是由于荒漠植被单位面积地上生物量远远低于人工固沙林。

表 2　地上生物量估算模型参量比较

Table 2　Comparison of the aboveground biomass model parameters

类型 Type	参量 Parameter	NDVI 线性 Linear	NDVI 乘幂 Power	NDVI 对数 Logarithm	RVI 线性 Linear	RVI 乘幂 Power	RVI 对数 Logarithm	MSAVI 线性 Linear	MSAVI 乘幂 Power	MSAVI 对数 Logarithm
荒漠植被 Desert vegetation	R^2	0.82	0.80	0.79	0.82	0.79	0.78	0.78	0.78	0.76
	RMSEC	17.86	18.41	19.05	17.76	22.55	17.85	19.37	19.41	20.29
	RESEP	15.17	15.22	15.80	15.08	15.70	15.15	15.97	15.90	16.53
	RMSE*rel*/%	28.28	29.15	30.16	28.11	35.70	28.26	30.66	30.74	32.13
人工固沙林 Artificial sand-fixing woods	R^2	0.71	0.65	0.64	0.71	0.64	0.72	0.67	0.63	0.63
	RMSEC	52.62	53.52	57.89	52.79	56.22	52.21	56.56	57.05	59.73
	RESEP	57.23	63.96	64.89	58.44	60.36	56.15	59.91	63.52	64.79
	RMSE*rel*/%	24.40	24.82	26.85	24.48	26.07	24.21	26.23	26.46	27.70

NDVI:归一化植被指数,Normalized difference vegetation index;RVI:比值植被指数,Ratio vegetation index; MSAVI:修正的土壤调节植被指数,Modified soil-adjusted vegetation index;RMSEC:建模均方根误差,Root mean square error of calibration;RMSEP:预测均方根误差,Root mean square error of prediction;RMSE*rel*:相对均方根误差,Relative root mean square error

图 2 为研究区植被指数与 AGB 的拟合效果图,从图中可以看出,荒漠植被地上生物量估算模型中,NDVI 和 RVI 的估算效果较好,NDVI 的 3 种回归模型 R^2 都最高,但是其 RMSEP 均大于 RVI 的线性模型(R^2=0.82, RMSEP=15.08)。人工固沙林估算模型的 R^2 均小于荒漠植被,NDVI 和 RVI 的估算效果较好,其中 RVI 对数模型的 RMSEP 最小(R^2=0.72, RMSEP=56.15)。因此,荒漠植被的最优回归模型为 RVI 线性模型,人工固沙林的最优回归模型为 RVI 对数模型。

从最优回归模型的精度验证图(图 3)可以看出,荒漠植被地上生物量的估算值与实测值之比相对于人工固沙林更集中于 1:1 线附近。荒漠植被的误差主要集中在地上生物量为 70g/m^{2}左右的样方中。对于人工固沙林来说,当样方实测地上生物量超过 300g/m^{2}时,估算误差变大。

2.3　研究区地上生物量估算

基于研究区土地覆盖分类结果,将除人工固沙林和荒漠植被之外的土地覆盖类型和云斑块做掩膜处理,

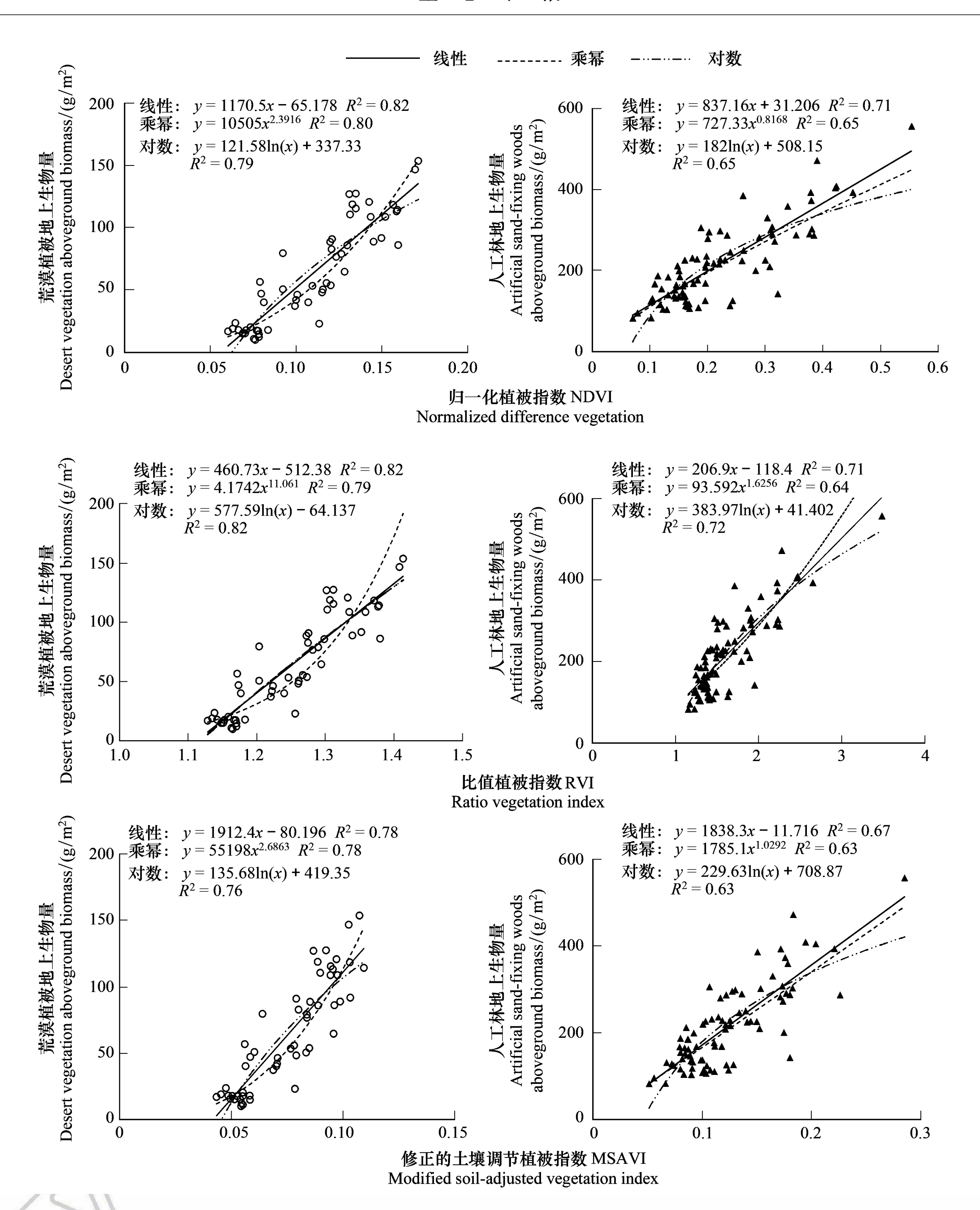


图 2　地上生物量与植被指数回归模型

Fig.2　Regression models of aboveground biomass and vegetation indices

对研究区内的人工固沙林和荒漠植被的地上生物量进行估算。人工固沙林地上生物量采用 RVI 对数模型进行计算，荒漠植被地上生物量采用 RVI 线性模型进行计算。由图 4 可以看出，研究区植被地上生物量由东向西递减。

研究区内荒漠植被和人工固沙林的面积分别为 16.189km^2 和 15.685km^2，其单位面积地上生物量分别为 90.73g/m^2 和 105.28g/m^2。虽然研究区内荒漠植被与人工固沙林面积接近，但是人工固沙林总地上生物量约是荒漠植被的 3.3 倍，总地上生物量约为 3.12t。

3　结论与讨论

本研究基于地面调查数据建立主要荒漠植物种的异速生长方程,对样方内植被地上生物量进行估算。以 QuickBird 影像为数据源,基于地面样方数据,建立植被指数与地上生物量的回归模型,对乌兰布和沙漠东北缘荒漠-绿洲过渡带的植被地上生物量进行了估算。研究结果表明,采用 RVI 对数模型估算人工固沙林地上生物量效果最好,采用 RVI 线性模型估算荒漠植被地上生物量效果最好。

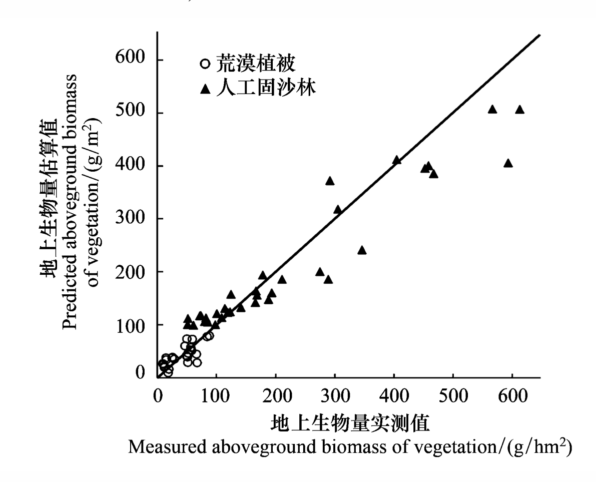


图 3　模型验证

Fig.3　Validation of the models

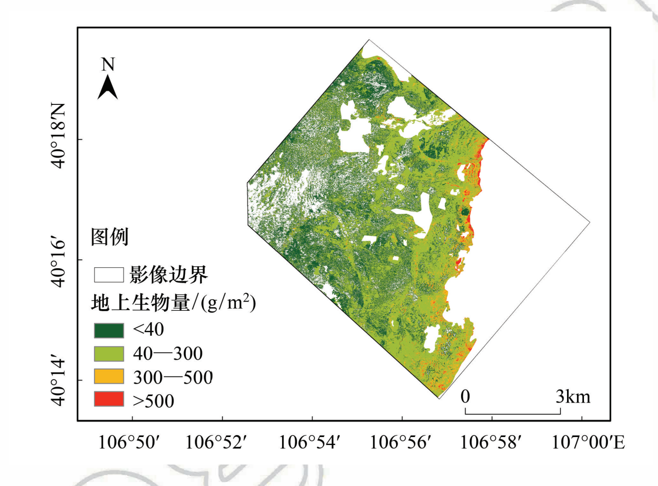


图 4　荒漠植被与人工固沙林地上生物量分布

Fig.4　Aboveground biomass distribution of desert vegetation and artificial sand-fixing woods

荒漠植被因为非常稀疏,因此其遥感信息提取难度较大。本研究中,因为研究区位于荒漠-绿洲过渡带,水分条件较好,所以荒漠植被 81 个样方中有 41 个其植被覆盖度超过 30%。但是这 41 个样方单位面积地上生物量大多低于 100g/m^2,平均为 82.2g/m^2,与人工固沙林相比有很大差距。人工固沙林单位面积植冠的地上生物量为 397.8g/m^2,而荒漠植被只有 154.5g/m^2。荒漠植被比较稀疏,表现在 3 个方面:1)植被覆盖度偏低,在西北干旱区,群落盖度通常低于 30%;2)群落中植物组成以灌木为主,而且植株通常比较矮小,与其他植被类型相比同等植被覆盖度情况下其地上生物量偏低(图 5);3)为了适应干旱环境,荒漠灌木叶片往往退化成棒状或鳞片状,使荒漠植被生物量中的绿色部分比例非常低。由于以上原因,在遥感影像上,荒漠植被的谱线往往不具备湿润区健康绿色植被的典型特征,即具有明显的强吸收谷和反射峰。因此,荒漠植被遥感信息提取存在一定困难。

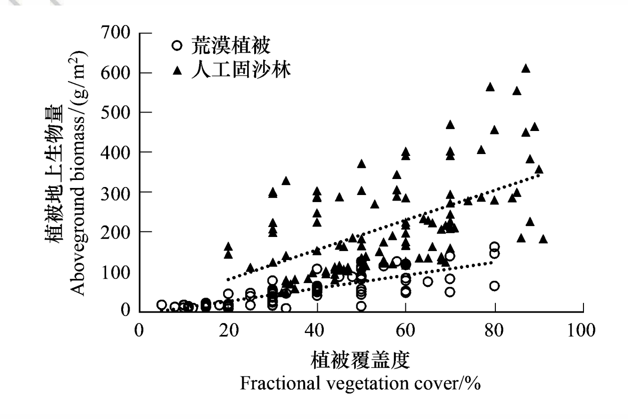


图 5　样方植被覆盖度与地上生物量相关关系

Fig. 5　Correlation relationship between fractional vegetation cover and aboveground biomass of the plots

从 QuickBird 影像提取的 3 种植被指数与荒漠植被和人工固沙林地上生物量均有较高的相关性,其中 RVI 模型的估算效果最好,这与 Xu 等[28] 和王红岩等[29] 的研究结果一致。RVI 线性回归模型可高精度地估算荒漠植被的地上生物量,RVI 对数回归模型可高精度地估算人工固沙林的地上生物量。对比两个最优地上生物量估算模型,荒漠植被生物量模型的拟合效果明显优于人工固沙林,这可能与人工固沙林的植被覆盖度较高,植被指数接近饱和有关。此外,在本研究中,MSAVI 模型并没有明显提高荒漠植被地上生物量的估算精度,可能与研究区荒漠植被覆盖度较高使得土壤背景对植被指数影响不显著有关。

植物生长方程是植物生物量估算的常用方法[30]。国内外发展的生物量模型很多,但是大多用于乔木树

种和森林生物量估算,用于灌木树种和荒漠植被生物量估算的很少。尽管一些模拟灌木植物生物量的线性和非线性方程都取得了较满意的拟合效果[31],但是解释机理不足。异速生长方程可以很好地解释生物资源生长速率与分配规律,模型更加可靠。本研究中,梭梭、沙蒿、柠条、柽柳、白刺和沙枣个体生物量估算模型选取的最优自变量 V 为冠幅和高度的组合,这也与 Evangelista 等[32]和王蕾等[31]的研究结果一致,这可能与灌木形态低矮且近似于柱体有关。花棒最优估算模型所选自变量为 S,R^2 仅为 0.63,可能是由花棒植株外形的辐射状形态所造成。

荒漠植被分布较稀疏,常面临混合象元问题[3]。本文采用的基于高分辨率遥感数据的植被指数模型的估算精度明显高于基于中低分辨率遥感数据的植被指数模型,表明提高遥感数据空间分辨率有助于降低混合象元造成的误差。较高精度的地上生物量估算模型可作为地面实测数据与中低分辨率遥感数据的中间媒介,通过遥感数据的光谱近似原理,能够准确估算更大空间范围的植被地上生物量[33-34]。

本研究通过异速生长方程估算样方内植被地上生物量,再利用高分辨率遥感数据通过最优植被指数模型估算研究区内植被地上生物量,取得了比较好的结果。荒漠植被遥感信息提取目前还面临较多困难,现有的研究方法还难以满足荒漠化监测和植被生物量估算的需要[35-36]。未来需要进一步探索利用多源遥感数据提取稀疏荒漠植被信息的可靠方法。

参考文献(References):

[1] Etienne M. Non destructive methods for evaluating shrub biomass: a review. Acta Oecologica/Oecologia Applicata, 1989, 10(2): 115-128.

[2] Radloff F G T, Mucina L. A quick and robust method for biomass estimation in structurally diverse vegetation. Journal of Vegetation Science, 2007, 18(5): 719-724.

[3] Lu D S. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(7): 1297-1328.

[4] Franklin J, Hiernaux H Y. Estimating foliage and woody biomass in Sahelian and Sudanian woodlands using a remote sensing model. International Journal of Remote Sensing, 1991, 12(6): 1387-1404.

[5] 田艳林, 刘贤赵, 毛德华, 王宗明, 李延峰, 高长春. 基于 MODIS 数据的松嫩平原西部芦苇湿地地上生物量遥感估算. 生态学报, 2016, 36(24):8071-8080.

[6] 王新云, 郭艺歌, 何杰. 基于 HJ1B 和 ALOS/PALSAR 数据的森林地上生物量遥感估算. 生态学报, 2016, 36(13):4109-4121.

[7] 刘双娜, 周涛, 舒阳, 戴铭, 魏林艳, 张鑫. 基于遥感降尺度估算中国森林生物量的空间分布. 生态学报, 2012, 32(8): 2320-2330.

[8] Hasituya, Chen Z X, Wu W B, Qing H. Estimation of above-ground biomass carbon storage in Hulunbeier grassland based on remotely sensed data // Proceedings of the 2015 4th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-geoinformatics). Istanbul: IEEE, 2015: 158-162.

[9] 孙晓芳, 岳天祥, 王情. 草地地上生物量高精度曲面建模. 遥感学报, 2013, 17(5): 1060-1076.

[10] 古丽・加帕尔, 陈曦, 包安明. 干旱区荒漠稀疏植被覆盖度提取及尺度扩展效应. 应用生态学报, 2009, 20(12): 2925-2934.

[11] 沈艳, 牛铮, 缪启龙, 徐永明. 基于归一化高光谱位置变量的干叶片生化组分分析. 南京气象学院学报, 2006, 29(6): 833-838.

[12] 廖春华, 张显峰, 刘羽. 基于多端元光谱分解的干旱区植被覆盖度遥感反演. 应用生态学报, 2012, 23(12): 3243-3249.

[13] 李晓松, 李增元, 高志海, 白黎娜, 王琫瑜, 李世明. 基于 Hyperion 植被指数的干旱地区稀疏植被覆盖度估测. 北京林业大学学报, 2010, 32(3): 95-100.

[14] 熊鹰, 岳跃民, 王克林. 基于 Hyperion 和 ASTER 影像的喀斯特石漠化评价指标提取对比研究. 水土保持通报, 2013, 33(3): 186-190.

[15] Zeng H Q, Liu Q J, Feng Z W, Ma Z Q. Biomass equations for four shrub species in subtropical China. Journal of Forest Research, 2010, 15(2): 83-90.

[16] Smith W B, Brand G J. Allometric biomass equations for 98 species of herbs, shrubs, and small trees. Research note/North Central Forest Experiment Station. USDA: NC-299.

[17] 陶冶, 张元明. 荒漠灌木生物量多尺度估测——以梭梭为例. 草业学报, 2013, 22(6): 1-10.

[18] Enquist B J, West G B, Charnov E L, Brown J H. Allometric scaling of production and life-history variation in vascular plants. Nature, 1999, 401(6756): 907-911.

[19] 韩鹏, 龚健雅, 李志林, 柏延臣, 程亮. 遥感影像分类中的空间尺度选择方法研究. 遥感学报, 2010, 14(3): 507-518.

[20] Yan F, Wu B, Wang Y J. Estimating spatiotemporal patterns of aboveground biomass using Landsat TM and MODIS images in the Mu Us Sandy Land, China. Agricultural and Forest Meteorology, 2015, 200: 119-128.

[21] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, Kerr Y H, Sorooshian S. A modified soil adjusted vegetation index. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 119-126.

[22] Rouse J W Jr, Haas R H, Deering D W, Schell J A, Harlan J C. Monitoring the Vernal Advancement and Retro Gradation (Green Wave Effect) of Natural Vegetation. Final Report; Remote Sensing Center, Texas A&M University: College Station, TX, USA, 1974.

[23] 傅新, 刘高焕, 黄翀, 刘庆生. 湿地翅碱蓬生物量遥感估算模型. 生态学报, 2012, 32(17): 5355-5362

[24] Townshend J R G, Justice C O. Analysis of the dynamics of African vegetation using the normalized difference vegetation index. International Journal of Remote Sensing, 1986, 7(11): 1435-1445.

[25] Aguilar M A, Aguilar F J, Agüera F, Súnchez J A. Geometric accuracy assessment of QuickBird basic imagery using different operational approaches. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2007, 73(12): 1321-1332.

[26] Ismail R, Mutanga O, Bob U. The use of high resolution airborne imagery for the detection of forest canopy damage caused by Sirex noctilio // Proceedings of the International Precision Forestry Symposium. Stellenbosch, South Africa. 2006: 5-10.

[27] Brown S, Pearson T, Walker S M, MacDicken K. Methods Manual for Measuring Terrestrial Carbon. Arlington, VA, USA: Winrock International, 2005: 70-72.

[28] Xu M, Cao C X, Tong Q X, Li Z Y, Zhang H, He Q S, Gao M X, Zhao J, Zheng S, Chen W, Zheng L F. Remote sensing based shrub above-ground biomass and carbon storage mapping in Mu Us desert, China. Science China Technological Sciences, 2010, 53(S1): 176-183.

[29] 王红岩, 高志海, 王琫瑜, 李世明, 白黎娜. 基于SPOT5遥感影像丰宁县植被地上生物量估测研究. 遥感技术与应用, 2010, 25(5): 639-646.

[30] Mosseler A, Major J E, Larocque G R. Allometric relationships from coppice structure of seven North American willow (Salix) species. Biomass and Bioenergy, 2016, 88: 97-105.

[31] 王蕾, 张宏, 哈斯, 郑秋红, 刘连友. 基于冠幅直径和植株高度的灌木地上生物量估测方法研究. 北京师范大学学报: 自然科学版, 2004, 40(5): 700-704.

[32] Evangelista P, Kumar S, Stohlgren T J, Crall A W, Newman G J. Modeling aboveground biomass of Tamarix ramosissima in the Arkansas River basin of southeastern Colorado, USA. Western North American Naturalist, 2007, 67(4): 503-509.

[33] Muukkonen P, Heiskanen J. Estimating biomass for boreal forests using ASTER satellite data combined with standwise forest inventory data. Remote Sensing of Environment, 2005, 99(4): 434-447.

[34] Muukkonen P, Heiskanen J. Biomass estimation over a large area based on standwise forest inventory data and ASTER and MODIS satellite data: a possibility to verify carbon inventories. Remote Sensing of Environment, 2007, 107(4): 617-624.

[35] Glenn N F, Neuenschwander A, Vierling L A, Spaete L, Li A H, Shinneman D J, Pilliod D S, Arkle R S, McIlroy S K. Landsat 8 and ICESat-2: performance and potential synergies for quantifying dryland ecosystem vegetation cover and biomass. Remote Sensing of Environment, 2016, 185: 233-242.

[36] Zandler H, Brenning A, Samimi C. Quantifying dwarf shrub biomass in an arid environment: comparing empirical methods in a high dimensional setting. Remote Sensing of Environment, 2015, 158: 140-155.